

DOI: 10.3969/j.issn.1006-348X.2026.03.002

电网监测点电压数据基础台账比对与跨系统校核

章子潇¹,熊健豪¹,黄名臣²,叶 皓¹,郭 亮¹

(1.国网江西省电力有限公司电力科学研究院,江西 南昌 330096;2.南昌大学,江西 南昌 330036)

摘 要:针对当前电力系统中基础台账信息与现场实际不一致、低压用户电压数据来源单一且校核效率低等问题,文中提出一套融合图像识别技术与跨系统数据校核的电压数据质量管控方法。首先,针对基础台账不一致问题,提出基于旋转边界框目标检测算法(you only look once-oriented bounding box, YOLO-OB)旋转目标检测算法的图像识别方法,自动提取设备铭牌中的厂家名称、设备编号等关键信息,与系统台账进行一致性比对,实现台账自动化校核。在此基础上,融合PMS3.0系统与用电信息采集系统的电压数据,通过计算均方根误差、皮尔逊相关系数及标准差等多项指标,结合时钟偏移校验与时间序列分割技术,实现对电压数据的高效校核与异常类型精准识别。将两类校核方法融合应用,形成“台账校核→台账修正→电压数据校核”的闭环管控机制。

关键词:基础台账;YOLO-OB;图像识别;电压数据校核;跨系统融合;PMS3.0;用电信息采集系统

中图分类号:TM 933.22 **文献标志码:**B **文章编号:**1006-348X(2026)03-0007-05

0 引言

随着智能电网建设的快速推进,电网企业对供电质量与数据准确性的要求日益提高^[1]。用户电压质量作为衡量供电可靠性、电能质量的重要指标,其数据准确性直接关系到电网运行监控、设备状态评估及用户服务质量^[2]。如何确保用户电力数据准确,实现对用户电力数据的准确校核,也成为社会的重点关注对象。

在电网实际运维中,电压数据异常的根源往往不仅限于数据本身,还可能源于基础台账信息的不一致。例如,电压监测仪的设备编号、厂家名称、安装位置等台账信息在系统记录与实际现场之间存在差异,导致数据关联错误,进而影响后续数据校核结果的准确性;同时,部署于配电网关键节点的D类电压监测仪电压数据(上送至PMS3.0系统)与用户侧智能电表采集的低压用户电压数据(上送至用电信息采集系统)准确性^[3]也急需校核,而两套系统在数据来源、采集频率、传输机制等方面存在差异,导致数据不一致、校核困难等

问题频发。现有校核方法对异常因素(如时钟偏差、台账错误、数据造假等)缺乏精细化识别能力^[4]。

随着图像识别技术的快速发展^[5],尤其是基于深度学习的目标检测算法在工业场景中的广泛应用,为台账自动化校核提供了新的技术路径。文中提出一套融合图像识别技术与跨系统数据校核的电压数据质量管控方法。首先,基于旋转边界框目标检测算法(you only look once-oriented bounding box, YOLO-OB)实现台账自动化校核,确保基础台账的准确性;在此基础上,融合PMS3.0与用电信息采集系统数据,构建多指标电压数据校核方法,实现电压数据的快速校核与异常类型精准识别。将两类方法融合应用,形成闭环管控机制,以提升电压数据质量管控的完整性与准确性。

1 基于YOLO-OB图像识别的电网台账一致性校核方法

在电网企业日常运维中,设备铭牌和标识牌是获取基础台账信息的重要依据。然而,现场拍摄的图像

收稿日期:2026-04-10

基金项目:国网江西省电力有限公司重点研究科技项目(521820260014)。

作者简介:章子潇(2001),男,硕士,助理工程师,从事电能质量与电力市场研究。

往往存在光线变化、拍摄角度倾斜、背景复杂等问题,给自动化识别带来挑战。

1.1 总体框架

文中设计了一套分层式处理框架,将台账一致性校核分解为多个可解释的环节,逐层推进。这种分层式设计的好处在于每一环节的输出都可解释、可追溯,当出现校核异常时,能够快速定位问题出在检测环节、识别环节还是比对环节,便于后续优化。

具体来说,该框架可表示为:

$$I \rightarrow B \rightarrow R \rightarrow T \rightarrow S \rightarrow V \quad (1)$$

式中: I 为输入图像; B 为YOLO-OBb输出的目标检测结果; R 为基于检测框裁剪得到的局部图像区域; T 为OCR识别文本; S 为结构化字段集合(厂家名称、设备编号等); V 为台账一致性校验结果。

1.2 统一多类别目标检测

在电网设备图像中,需要关注的目标通常不止一种,除了核心的设备铭牌外,还可能有独立的编号标识牌、设备主体轮廓等。传统做法是为每种目标单独训练一个检测模型,但这样不仅增加了系统复杂度,也会影响处理效率。文中采用统一的多类别检测模型,通过一次推理就能同时定位图像中所有类型的目标。

选择YOLO-OBb作为检测模型,是考虑到电网现场的特殊性。在实际拍摄中,设备铭牌往往不是水平放置的:有些铭牌张贴在设备侧面,有些因拍摄角度倾斜而呈现旋转状态。如果使用传统的水平边界框来框定这类倾斜目标,必然会带入大量背景噪声,影响后续识别效果。YOLO-OBb引入了旋转边界框机制,能够用更贴合目标实际朝向的旋转框进行精确定位。

设输入图像为 I ,检测器输出候选目标集合 B :

$$B = \{b_i\}_{i=1}^N \quad (2)$$

其中,每个候选目标定义为:

$$b_i = (c_i, s_i, x_{1i}, y_{1i}, x_{2i}, y_{2i}) \quad (3)$$

式中: N 为候选目标数量; c_i 为类别标签; s_i 为置信度(表示模型对该判断的确信程度); $(x_{1i}, y_{1i}, x_{2i}, y_{2i})$ 为旋转边界框的四个顶点坐标。系统定义的目标类别包括:屏幕、厂家标识、运行指示灯、水印和设备主体。

在检测阶段,系统通过置信度阈值和IoU阈值 τ_{iou} 控制输出质量,并采用非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS) f_{NMS} 将多个重叠的候选框合并为最合理的 B' :

$$B' = f_{NMS}(B, \tau_{iou}) \quad (4)$$

这一处理确保了每个目标区域只保留一个最优检测结果,避免了重复检测带来的冗余。

1.3 区域约束OCR识别

在获取了铭牌和标识的位置信息后,接下来是识别这些区域中的文字内容。因工业现场图像往往包含大量干扰信息,如:设备外壳上的装饰性文字、背景中的其他设备标识、光照产生的反光区域等,都可能被OCR模型误识别为有效文字,导致输出大量冗余信息。因此,文中采用区域约束策略,仅在检测框确定的区域内进行OCR识别。设第 k 个裁剪区域为 O_k ,则OCR输出文本集合:

$$O_k = \{o_{kj}\}_{j=1}^k \quad (5)$$

其中,每个文本项记为:

$$o_{kj} = (t_j, p_j, b_j) \quad (6)$$

式中: t_j 为识别文本; p_j 为识别置信度; b_j 为文本框位置(轴对齐矩形框)。这种做法一方面大幅减少了需要处理的图像面积,提升了识别效率;另一方面排除了无关背景的干扰,使OCR模型能够更专注于目标区域的文字内容,从而显著提高识别精度。

1.4 基于规则模板的结构化字段抽取

OCR输出的是一段自由文本,可能包含多行、多种格式,而业务需要的是结构化的字段信息——厂家名称和设备编号。例如,OCR可能识别出“制造厂商:XX电力设备有限公司”这样的文本,系统需要从中准确提取出“XX电力设备有限公司”作为厂家名称。

针对这一需求,文中采用基于规则模板的信息抽取方法。厂家名称通常以“厂家”“制造厂商”“Manufacturer”等关键词作为前缀,设备编号则常以“编号”“设备编号”“ID”等引导。通过构建正则表达式模板,系统能够从自由文本中精准定位并提取所需字段。

对于一个OCR区域,系统首先将多行文本拼接为完整字符串 T ,随后构造规则模板完成字段 S 的抽取:

$$S = \phi(T) \quad (7)$$

式中: $\phi(\cdot)$ 表示规则模板抽取函数。

1.5 台账一致性校验与匹配策略

完成字段抽取后,系统需要将识别结果与PMS3.0系统中的台账记录进行比对,判断是否一致。这一环节看似简单,实则面临实际挑战:OCR识别结果可能存在微小误差,比如将“0”识别成“O”,或者漏掉一个字符;厂家名称也可能存在简写与全称的差异,如“国网XX公司”与“国家电网XX公司”。

为解决这些问题,文中设计了灵活的匹配策略。设识别得到的厂家名称为 C_{ocr} ,系统台账中的厂家名称为 C_{db} ;识别得到的设备编号为 N_{ocr} ,系统台账中的设备编号为 N_{db} 。

厂家名称匹配:采用双向包含策略与模糊匹配相结合的方式。定义匹配函数 f_{match} :

$$f_{match}(C_{ocr}, C_{db}) = \begin{cases} 1, & \text{if } C_{ocr} \subseteq C_{db} \text{ or } C_{db} \subseteq C_{ocr} \text{ or } \text{edit}(C_{ocr}, C_{db}) \leq \tau_c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\text{edit}(\cdot)$ 为编辑距离; τ_c 为相似度阈值。这一策略的含义是只要识别结果与系统记录存在一方包含另一方的关系,或者两者的相似度足够高(编辑距离较小),即视为匹配成功。

设备编号匹配:采用精确匹配与双向包含并行策略:

$$f_{match}(N_{ocr}, N_{db}) = \begin{cases} 1, & \text{if } N_{ocr} \subseteq N_{db} \text{ or } N_{db} \subseteq N_{ocr} \text{ or } N_{db} = N_{ocr} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

编号通常具有严格性要求,但也允许识别过程中的个别字符遗漏。

综合判定:只有厂家名称和设备编号同时匹配成功,系统才判定该设备的台账信息一致;否则,判定台账异常,触发校核异常流程,推送至运维人员处理。

1.6 面向OCR优化的YOLO-OBBD增强方法

在实际应用中,即便使用了YOLO-OBBD进行旋转框检测,裁剪出来的铭牌区域仍可能存在一定的角度倾斜,直接送入OCR模型会影响识别效果。针对这一问题,文中进一步引入了几何矫正增强机制。该机制的核心原理是:首先,根据旋转框的顶点坐标计算出铭牌文字的方向角度;然后,对图像进行反向旋转,将倾斜的文字“扶正”为水平方向;最后,再从校正后的图像中裁剪出铭牌区域。

设一个旋转框由四个顶点组成:

$$P = \{p_1, p_2, p_3, p_4\} \quad (10)$$

设前两个顶点分别为 $p_1(x_1, y_1)$ 和 $p_2(x_2, y_2)$,则目

标方向角可估计为:

$$\theta = \arctan \left[2 \left(\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \right) \right] \quad (11)$$

随后,以目标中心点为旋转中心,对图像施加角度为 $-\theta$ 的仿射变换,使文字区域被矫正为近似水平。变换矩阵 M 为:

$$M = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & (1 - \cos \theta) \cdot c_x - \sin \theta \cdot c_y \\ -\sin \theta & \cos \theta & \sin \theta \cdot c_x + (1 - \cos \theta) \cdot c_y \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, (c_x, c_y) 为目标中心点坐标,再将旋转后的顶点同步映射到新坐标系中,并取最小外接矩形完成裁剪。经过几何矫正后,OCR模型的输入质量得到明显改善,识别准确率也随之提升。这一增强模块与YOLO-OBBD检测形成良好配合,共同构成了倾斜文本识别的完整解决方案。

2 跨系统电压数据校核方法设计

在完成基础台账一致性校核、确保设备信息准确关联的前提下,本节进一步开展跨系统电压数据校核,通过对同一监测对象在不同采集系统中的量测序列进行对比分析,识别两者之间是否存在系统性偏差或异常模式。

2.1 问题描述与校核思路

设某区域共安装 N 台D类电压监测仪,每台监测仪在PMS3.0系统中记录有单日96个采样点的电压数据序列 U ;同时,每台监测仪关联一台低压用户,该用户在用电信息采集系统中同样记录有96个采样点的电压数据序列 Y 。跨系统电压数据校核的核心任务是:判断同一监测对象在两套独立采集系统中的电压量测序列是否一致,若不一致,则进一步判别异常的具体类型(如时钟偏差、台账关联错误、数据造假等)。

从数据特性角度分析,两套系统具有以下差异:其一,数据采集通道相互独立,PMS3.0系统的数据来源于电压监测仪,用电信息采集系统的数据来源于用户侧智能电表;其二,两套系统的时钟可能存在同步误差;其三,台账关联可能存在映射错误。这些差异构成了跨系统校核的技术基础,也决定了需要采用多维度的统计指标进行综合判断,而非依赖单一指标。

为量化两系统电压数据的一致性与相关性,文中引入均方根误差 R 、皮尔逊系数 p 和PMS3.0系统电压数据

的标准差 σ 三项互补的统计指标,分别从数据距离、趋势相关性和波动特性三个维度刻画两序列之间的关系。

2.2 时钟偏移校验机制

在电网实际运行中,PMS3.0系统与用电信息采集系统之间可能存在时钟不同步问题。时钟偏移会导致两序列在时间轴上产生相对位移,表现为相关系数降低、均方根误差增大。然而,这种异常并非数据本身错误,而是时间对齐问题,具有可纠正性。

为识别时钟偏移,文中设计了一套时间序列平移校验策略。其核心思想是:若两序列本质上反映同一物理过程,则存在一个最优时间偏移量 δ ,使得平移后的序列具有最高的相关性和最小的距离。该策略通过枚举可能的偏移量(前移或后移1至2个采样点,对应15~30 min),计算平移后的指标值,并与预设阈值进行比较。

设平移量为 $\delta(\delta \in \{-2, -1, 1, 2\})$,平移后的PMS3.0序列记为 $U^{(\delta)}$,则平移后的均方根误差和皮尔逊相关系数分别记为 R_δ 和 P_δ 。若存在某个 δ ,使得:

$$P_\delta > P_0 \text{ 且 } R_\delta < R_0 \quad (13)$$

则判定为时钟异常,且偏移量为 δ 。其中, P_0 和 R_0 分别为相关系数阈值和均方根误差阈值。

2.3 时间序列分割方法

在实际校核过程中,全序列逐点计算虽然准确,但计算量较大。为提升校核效率,文中引入基于重要性标记的时间序列分割方法。该方法的核心思想是:电压时间序列中的极值点(波峰和波谷)承载了主要的波形特征信息,非极值点对波形形状的贡献相对有限。通过识别并保留极值点,可以在保持波形关键特征的前提下显著压缩数据量。

2.3.1 极值点判别

对于电压时间序列 $U=\{u_1, u_2, u_3, \dots, u_N\}$,定义点 u_c 的邻域范围为 K (正整数)。极值点判别规则如下:

若 $u_{c-K} \leq u_c$ 且 $u_c \geq u_{c+K}$,则 u_c 为邻域内极大值点,标记为+1;

若 $u_{c-K} \geq u_c$ 且 $u_c \leq u_{c+K}$,则 u_c 为邻域内极小值点,标记为-1;

若不满足上述条件,则 u_c 为非极值点,标记为0。

2.3.2 重要性标记

电网实际运行中,在极值点判别的基础上,进一步引入多尺度重要性标记机制。该机制通过逐层扩大邻域范围,迭代更新各点的重要性等级。设重要性标记

序列为 $TAG=\{t_1, t_2, t_3, \dots, t_N\}$,初始时设置 $t_1=t_2=K$ (端点赋予最高重要性),其余为0。随后,对于 $K=(1, 2, \dots, k)$,逐层更新:

若 $t_i=k-1$ 且 u_i 在其邻域 k 内为极大值,则 $t_i=t_i+1$;

若 $t_i=-(k-1)$ 且 u_i 在其邻域 k 内为极小值,则 $t_i=t_i-1$ 。

2.3.3 序列分段策略

基于重要性标记序列,采用阈值分割策略提取关键分段点:若 $|t_i| \geq K$,则将 u_i 记录为分段点。所有分段点构成分段点集合 CP 。原始序列被这些分段点划分为若干子区间,每个子区间内的数据点均为非关键点,可根据实际需求进行降采样或聚合处理。

2.4 异常类型判别规则

基于上述指标体系和校验机制,文中建立了一套多层次异常判别规则。判别规则采用决策树结构,按照“正常→时钟异常→台账异常→数据异常→数据造假”的优先级顺序进行逐级判断。

设预设阈值为: $R_0=2$ (均方根误差上限)、 $P_0=0.9$ (相关系数下限)、 $\sigma_0=0.25$ (标准差基准值)。判别规则如下:

正常数据:若 $R \leq R_0$ 且 $P \geq P_0$ 且 $\sigma \leq \sigma_0$,则表明两系统量测值接近,变化趋势一致,波动特性合理,判定数据正常无误。

时钟异常:若原始序列不满足上一条判定规则,但存在平移量 $\delta(\delta \in \{-2, -1, 1, 2\})$,使得 $P_\delta > P_0$ 且 $R_\delta < R_0$,则判定为时钟异常。

台账异常:若 $R > R_0$ 且 $P \geq P_0$ 且 $\sigma > \sigma_0$,说明两序列变化趋势一致,且具有正常波动,但数据间距较大,存在台账异常。

数据异常:若 $R > R_0$ 且 $P < P_0$ 且 $\sigma > \sigma_0$,且时钟平移校验未通过,则判定为数据异常。

数据造假:若 $R > R_0$ 且 $P < P_0$ 且 $\sigma < \sigma_0$,说明PMS3.0电压数据波动异常小,且两组关联度较低,间距较大,则判定存在数据造假嫌疑。

3 实际案例验证

3.1 台账一致性图像识别

在实际电网场景中,对电压监测设备进行台账一致性校核实验,结果如图1所示。



图1 实际运维中电压监测仪图片

图1来源于某电网公司实际运维场景,采集电压监测仪图像,基于文中所介绍的图像识别算法,提取了生产厂家、出厂编号等基础运维信息,识别结果如图2所示。

序号	区域名称	识别内容	识别状态	识别置信度	检测置信度
1	牌型	M-G当班电压 219.674V 时间 11:26:23 DEPIF4 5202	成功	87.07%	93.14%
2	厂家	福建亿能电力科技股份有限公司 FUJIAN YINENG POWER TECH CO.,LTD.	成功	95.07%	87.68%
3	运行灯	电压 牌型 CAC 牌号	成功	73.77%	77.39%
4	水印	11:25 2025-04-30 星期三 多云 27℃ 德化县 双龙村新市民安置区 经纬度: 25.884038°N, 115.010362°E	成功	96.40%	93.86%
5	设备编号	电压监测仪 名称: 电压监测仪 型号: DTS-ZSYGY 额定电压: 220V 50Hz 防护等级: IP54	成功	95.05%	74.76%

图2 算法识别提取结果

依据识别结果与系统台账进行比对,得出如图3的比对结果。可以看出,文中所提方法,通过“目标检测→区域裁剪→OCR识别→字段抽取→台账比对”的分层式处理流程,实现了设备铭牌信息的自动化提取与比对。

出厂编号 (ocr识别)	出厂编号识 别结果	生产厂家 (ocr识别)	生产厂家识 别结果	水印错误详 情	水印识别结 果
出厂编号 V01000800 01726229	通过	福建亿能电 力科技股份 有限公司	通过		通过

图3 系统台账比对结果

3.2 电压数据性校核

3.2.1 正常案例验证

以某正常运行的电压监测仪为例,获取如图4所示的PMS3.0系统与用电信息采集系统电压数据序列(部分数据如表1所示)。

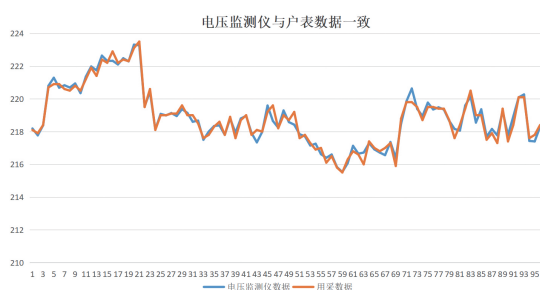


图4 正常案例电压数据序列

表1 正常案例电压数据(部分)

序号	测量点名称	PMS3.0系统电压/V	用电信息采集系统电压/V
1	10 kV 某线某公变某小区首端	229.69	229.7
2	10 kV 某线某公变某小区首端	229.55	229.6
3	10 kV 某线某公变某小区首端	229.83	229.8
...	...	...	...
96	10 kV 某线某公变某小区首端	230.27	230.2

计算得到各项指标为:均方根误差 $R=0.119$,皮尔逊相关系数 $P=0.989$,PMS3.0系统电压标准差 $\sigma=0.782$ 。

根据判定规则, $R \leq R_0$, $P \geq P_0$, $\sigma \leq \sigma_0$,满足正常数据判定条件,该低压用户电压数据校核合格,台账、数据均无误。

3.2.2 时钟异常案例验证

选取另一台疑似存在时钟异常的电压监测仪,获取如图5所示的电压数据序列(部分数据如表2所示)。

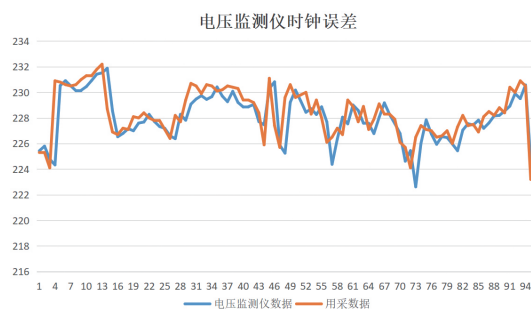


图5 时钟异常案例电压数据序列

表2 正常案例电压数据(部分)

序号	测量点名称	PMS3.0系统电压/V	用电信息采集系统电压/V
1	10 kV 某线某公变某小区首端	226.67	227.0
2	10 kV 某线某公变某小区首端	226.90	227.1
3	10 kV 某线某公变某小区首端	226.92	227.6
...	...	...	...
96	10 kV 某线某公变某小区首端	228.36	227.5

初步计算得到:均方根误差 $R=0.810$,皮尔逊相关系数 $P=0.752$,PMS3.0系统电压标准差 $\sigma=1.150$ 。 R 在合格区间内,但 $P < P_0$ 且 $\sigma > \sigma_0$,初步判定数据存在异常。

进入时钟异常检测流程,将PMS3.0系统电压数据序列前移1个采样点,重新计算:均方根误差 $R_1=0.132$,皮尔逊相关系数 $P_1=0.994$,PMS3.0系统电压标准差 $\sigma_1=1.145$ 。此时满足 $R_1 \leq R_0$, $P_1 \geq P_0$ 且 $\sigma_1 \leq \sigma_0$,判定为时钟异常,说明PMS3.0系统存在约15 min的时钟偏移。这一结果验证了时钟偏移校验机制的有效性。

3 结语

文中围绕电网基础台账准确性与电压数据质量管控问题,从图像识别与跨系统数据融合两个维度展开研究,主要结论如下:
(下转第28页)

- [8] 杨毅,高翔,朱海兵,等.智能变电站SCD应用模型实例化研究[J].电力系统保护与控制,2015,43(22):107-113.
- [9] 张灿勇.一种智能变电站二次设备配置的高可视化展示方法:CN104239406A[P].2014-07-31.
- [10] 高志远,黄海峰,徐昊亮,等.IEC 61850应用剖析及其发展探讨[J].电力系统保护与控制,2018,46(01):162-169.
- [11] 梅德冬,周斌,黄树帮,等.基于IEC 61850第二版变电站配置描述的集成配置解耦[J].电力系统自动化,2016,40(11):132-136.
- [12] 梅德冬,樊瑞,周斌.IEC 61850模型信息的规则表达与校核研究[J].电力系统保护与控制,2015,43(03):131-136.
- [13] 王智东,王钢,许志恒,等.一种改进的GOOSE报文HMAC认证方法(英文)[J].电网技术,2015,39(12):3627-3634.
- [14] Anwar Adnan, Abdun Naser Mahmood. Cyber security of smart grid infrastructure [M]. The State of the Art in Intrusion Prevention and Detection, CRC Press, Taylor & Fran-

cis Group, USA, 2014: 449-472.

- [15] 盛海华,王德林,马伟,等.基于大数据的继电保护智能运行管控体系探索[J].电力系统保护与控制,2019,47(22):168-175.
- [16] 王智东,王钢,许志恒,等.结合域含义的GOOSE报文加解密方法[J].华南理工大学学报(自然科学版),2016(04):63-70.
- [17] 邓洁清,车勇,单强,等.基于标准中间过程文件的SCD版本比对优化研究[J].电力系统保护与控制,2016,44(14):95-99.
- [18] 高翔,杨漪俊,姜健宁,等.基于SCD的二次回路监测主要技术方案介绍与分析[J].电力系统保护与控制,2014,42(15):149-154.
- [19] 裘愉涛,周震宇,杨剑友,等.继电保护远程运维技术研究与应用[J].电力系统保护与控制,2018,46(18):7-24.
- [20] 文清丰.基于多信息融合的电网故障诊断技术研究[D].保定:华北电力大学,2014.
- [21] 张巧霞,贾伟华,叶海明,等.智能变电站虚拟二次回路监视方案设计及应用[J].电力系统保护与控制,2015,43(10):123-128.

(上接第11页)

1) 台账一致性图像识别校核:针对基础台账与现场实际不一致问题,提出基于YOLO-OBb的旋转目标检测方法,结合OCR文本识别技术,实现了设备铭牌中厂家名称、设备编号等关键信息的自动提取与系统比对,能够有效支撑大规模电网设备的台账自动化校核。

2) 跨系统数据融合校核:在确保台账准确性的基础上,融合PMS3.0系统与用电信息采集系统的电压数据,构建均方根误差、皮尔逊相关系数、标准差等多维度指标,结合时钟偏移校验与时间序列分割技术,实现了电压数据的快速校核与异常类型的精准识别。

参考文献:

- [1] 李颖秋.智能数字化技术对供电可靠性的影响分析[J].集成电路应用,2024,41(12):126-127.
- [2] 刘润霖.配电网电能质量监测与改善技术研究[J].电力设备管理,2026(01):34-36.
- [3] 刘希涛.基于用电信息采集数据的电能质量评估方法分析[J].集成电路应用,2025,42(10):334-335.
- [4] 刘雨,薛琪,刘伟琦,等.电能质量监测数据的多源融合与不确定性建模分析[J].电工技术,2025(09):99-102.
- [5] 王永强,王志强,廖思超,等.基于多模态优化的电力巡检图像识别技术研究[J].自动化与仪表,2026,41(02):160-164.

(上接第16页)

- [6] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[A/OL]. arXiv, 2017. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
- [7] GULATI A, QIN J, CHIU C C, et al. Conformer: convolution-augmented transformer for speech recognition[A/OL]. arXiv, 2020. <https://arxiv.org/abs/2005.08100>.
- [8] 韩亚旭,高鹭,张飞,等.基于DRSN-Conformer的电力调度语音识别[J].现代电子技术,2026,49(06):112-119.
- [9] 金保含.基于迁移学习和多任务学习的电力调度声学模型研究[D].北京:华北电力大学,2024.
- [10] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[A/OL]. arXiv, 2018. <https://arxiv.org/abs/1810.04805>.

- [11] 陈蕾,郑伟彦,余慧华,等.基于BERT的电网调度语音识别模型研究[J].电网技术,2021,45(08):2955-2961.
- [12] 闫圣学.基于NE-BERT的电力调度语言模型研究[D].北京:华北电力大学,2024.
- [13] 韩亚旭.面向电力调度场景的语音识别技术研究与应[D].包头:内蒙古科技大学,2025.
- [14] 王亚豪.电力调度系统的流式语音识别技术研究[D].包头:内蒙古科技大学,2023.
- [15] 王邦鸿.基于国网电力调度场景下的智能语音识别系统的实现与优化[D].西安:西安电子科技大学,2024.
- [16] 高卫恒,杨子,王文林.基于智能语音识别技术的电力调度主动安全监督策略研究[J].山西电力,2025(06):30-36.
- [17] 郭萌,徐胜,陈锦龙,等.电力调度系统人员声纹特征AI回溯提取方法[J].微型电脑应用,2025,41(01):134-137.